第 29 卷 第 12 期
2009 年 12 月

光 学 学 报
ACTA OPTICA SINICA

Vol. 29, No. 12
December, 2009

文章编号：0253-2239(2009)12-3339-05

基于手背静脉的生物特征识别系统

刘铁根 王云新 李秀艳 江俊峰 周苏晋

（天津大学精仪学院光电信息技术科学教育部重点实验室，天津 300072）

摘要 手背静脉识别利用静脉血管分布的网络结构实现个人身份鉴定，是一种新兴的生物特征识别技术。分析了静脉成像原理，设计了静脉图像采集系统，并建立了具有较高质量的手背静脉图像数据库。在身份识别过程中，首先对手背静脉图像进行滤波和灰度归一化等预处理，然后对图像进行二级小波包分解，并利用得到的细节图像提取手背静脉的纹理特征，最后将 k 近邻分类器和支持向量机相结合实现了个人身份识别。在识别模式下利用建立的手背静脉图像数据库对本系统进行了性能测试，实验结果表明该系统具有较高的识别性能，其正确识别率达 99.07%，应用前景十分广阔。

关键词 模式识别；图像数据库；小波包分解；支持向量机；手背静脉

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS20092912.3339

Biometric Recognition System Based on Hand Vein Pattern

Liu Tiegen Wang Yunxin Li Xiuyan Jiang Junfeng Zhou Sujin

(*Key Laboratory of Opto-Electronics Information and Technical Science, Ministry of Education, College of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin* 300072, *China*)

Abstract Hand vein recognition is a newly arisen biometrics technology, which adopts the net structure of vein vessels to achieve personal individual identification. The hand vein image acquisition system is designed according to vein imaging theory, and consequently construct hand vein image database with high quality. To verify personal indetification, firstly the hand vein image is preprocessed by image filtering and grey normalization, and then the detail images derived from two-level wavelet packet decomposition are used to extract the texture information of hand vein. Finally, the k neighbor classifier and support vector machines are combined for individual recognition. The performance of the proposed method is tested using the hand vein image database constructed by our group under the identification mode. The result shows its correct recognition rate is up to 99.07%, which demonstrates that this system has good recognition performance and possesses wide application prospect.

Key words pattern recognition; image database; wavelet packet decomposition; support vector machines; hand vein

1 引 言

随着现代社会的高度信息化，信息安全显得尤为重要，传统的身份识别方法如证件和密码等已经远远不能满足市场需求。而基于人体生理特征和行为特征的身份验证系统由于具有更高的安全性和稳定性，已经受到了高度重视。手背静脉识别作为一种新兴的生物特征识别技术具有自己独特的优势，它是一种便捷的非接触式检测方法，使用者不会因担心数据遗留而产生排斥心理，因此其用户接受度高；此外手背静脉为皮下组织，难以伪造，不易受到污染和损伤[1~3]，上述诸多优势使手背静脉识别成为近年来生物特征识别领域中的研究热点之一。

目前，手背静脉的识别算法主要是利用静脉血管的结构特征进行分析，而结构特征主要通过图像二值化或者骨架提取方法获得。Cross[4] 提出利用注册样本的骨架图像与待识别样本的二值图像进行匹配；Badawi 等[5] 利用二值化的手背静脉图像进行模板匹配；林喜荣等[6~7] 提出基于骨架图像的端点和交叉点的位置对应关系进行识别，此后又利用分水岭算法和多分辨率滤波得到手背静脉的特征向量

收稿日期： 2008-12-10；**收到修改稿日期：** 2009-03-18

基金项目： 国家自然科学基金(60627002)和天津市应用基础重点项目(06YFJZJC00400，043800511)资助课题。

作者简介： 刘铁根(1955—)，男，教授，博士生导师，主要从事光纤传感技术、嵌入式图像处理和生物特征识别技术等方面的研究。E-mail：tgliu@tju.edu.cn

进行识别。然而，图像二值化和骨架提取对噪声非常敏感，容易产生结构信息的误判或丢失，从而降低手背静脉的识别率。针对上述问题，本文提出直接基于手背灰度图利用小波包分解提取静脉血管的纹理特征，并将 k 近邻分类器(KNN)和支持向量机(SVM)结合起来实现了待识别样本的分类。

2 手背静脉成像原理及图像采集

在生物光子学中，当入射光为波长在 700～1000 nm 间的近红外光时，血液较其他组织对近红外光具有更强的吸收特性[5]，因此当用近红外图像传感器采集静脉图像时，静脉血管比周围组织要暗，从而可以显现出手背静脉血管的网络结构。基于人体手背静脉的自动身份鉴别系统结构，如图 1 所示，首先通过自行设计的静脉识别仪采集手背静脉分布图像，对其进行图像预处理，并提取手背静脉的有效特征，然后将其与样本数据库中的特征进行匹配，最后通过匹配算法实现身份判别。

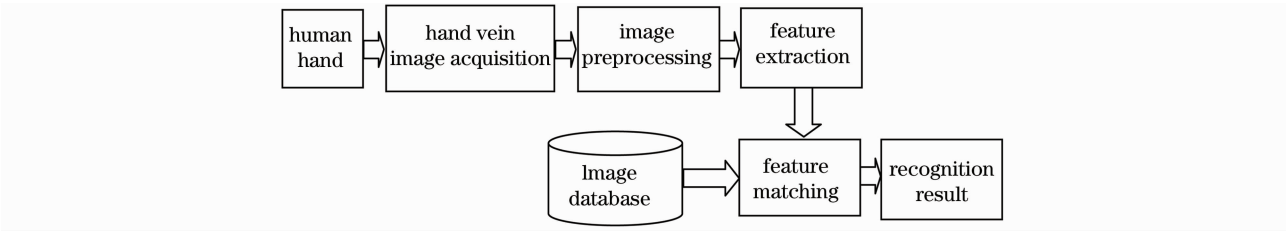

图 1 手背静脉识别系统的结构框图

Fig. 1 Structure of the hand vein recognition system

根据人体手背静脉对近红外光的特殊效应，设计了图像采集系统，其结构如图 2 所示。图像采集系统由近红外 CCD 相机、红外滤光镜、近红外光源、导光板、数据采集卡和计算机构成。近红外光源发出的光经导光板均匀化后，照射在人体手背上并反射，其反射光通过红外滤光镜滤除可见光噪声，仅使得近红外光进入 CCD 相机，通过采集卡将图像数据送入计算机，从而获取手背静脉血管图像。

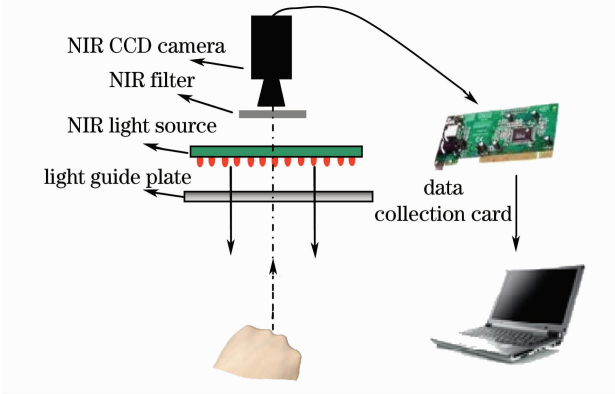

图 2 手背静脉图像采集系统的硬件结构图

Fig. 2 Hardware structure of image acquisition system for hand vein

人体手背静脉识别的研究目前尚处于起步阶段，迄今为止国内外还没有一个公开的手背静脉图像数据库[8]。利用该静脉图像采集系统建立了手背静脉图像数据库，该数据库包括来自 108 个不同手背的 1080 幅图像，手背图像为像素 640 pixel×480 pixel的 8 bit 灰度图。图 3 为数据库中的两幅手背静脉图像，可见采集系统能够很好地获取静脉血管的分布，该数据库为手背静脉识别算法的研究奠定了基础。

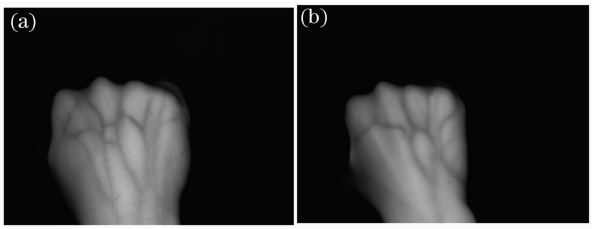

图 3 数据库中的两幅手背静脉图像

Fig. 3 Two hand vein image from the image database

3 手背静脉的识别算法

3.1 图像预处理

通过手背静脉图像采集系统得到的原始图像存在大量的背景信息和噪声，因此在特征提取之前必须进行图像预处理。为了减少图像处理的数据量，利用阈值法去除背景，得到感兴趣的手背区域。对该区域图像进行高斯滤波和中值滤波以降低噪声干扰。此外，由于即使同一个手背在不同时间、不用光照下采集到的静脉图像在灰度分布上也会有很大差异，将直接影响到后续的图像匹配精度，因此要对静脉图像进行灰度归一化，即将所有图像转换成同一均值和方差的标准图像，归一化方程如下：

$$I_1(i,j)=\begin{cases}M_1+\sqrt{V_1[I_0(i,j)-M_0]^2/V_0}, \\ \quad I_0(i,j)\geqslant M_0 \\ M_1-\sqrt{V_1[I_0(i,j)-M_0]^2/V_0}, \\ \quad I_0(i,j)<M_0\end{cases} \tag{1}$$

式中 $I_0(i,j)$，M_0，V_0 分别是归一化前图像的灰度值，均值和方差；$I_1(i,j)$，M_1，V_1 分别是归一化后图像的灰度值，均值和方差。图 4(a)为对图 3(a)利用阈值法获取的感兴趣的静脉区域，图 4(b)为灰度归一化后的静脉图像。

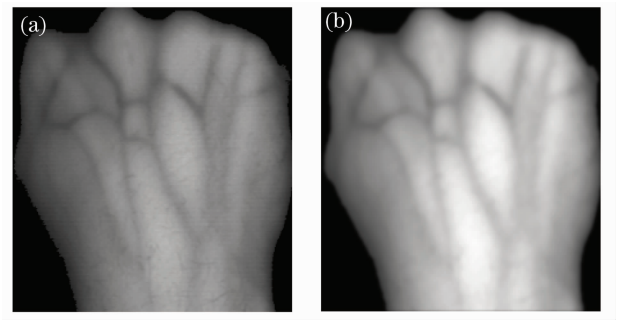

图 4　手背静脉图像的预处理。(a)去除背景的静脉图像；(b)归一化后的静脉图像

Fig. 4　Image preprocessing of hand vein. (a) hand vein image without the background; (b) hand vein image after grey normalization

3.2　手背静脉的特征提取

小波变换在时域和频域均具有良好的局部化特性，有效地克服了傅里叶变换在处理非平稳复杂信号时存在的局限性，但由于其尺度是按照二进制变化的，因此在高频频段其频率分辨率较差，不能很好的提取高频部分的细节信息。相比之下，小波包分解能够更加精细地分析信号，将频带进行多层次划分，对小波分析没有细分的高频部分进一步分解，并能够根据被分析信号的特征自适应地选择相应频带，使之与信号频谱相匹配[9~12]，因此小波包分析是一种更为有效地特征提取方法。在小波家族中哈尔(Haar)小波具有最短的支撑，因此它能够捕捉更多的细节信息。此外，考虑到算法的计算复杂度，本文采用二级 Haar 小波包分解实现手背静脉血管的特征提取。

利用小波包分解将手背静脉图像逐层分解到不同的频段上，二级小波包分解结构如图 5(a)中的分解树所示，图中 (i,j) 表示第 i 层上的第 j 个节点，第一级小波包分解产生 4 幅细节图像，第二级小波包分解产生 16 幅细节图像。根节点(0,0)为经过预处理的手背静脉图像，节点(1,0)代表了信号的低频部分，(1,1)，(1,2)和(1,3)分别代表信号的水平、垂直及对角线方向的细节图像，为图像的中高频部分，其他节点依此类推。图 4(b)进行二级小波包分解的结果如图 5(b)所示。

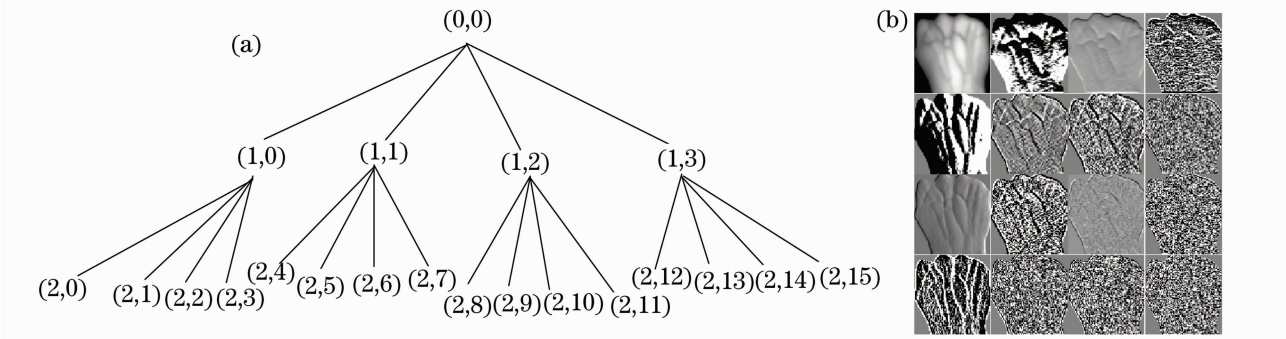

图 5　手背静脉的小波包分析。(a) 小波包二级分解树结构；(b) 静脉图像的二级小波包分解结果

Fig. 5　Wavelet packet analysis of hand vein image. (a) Structure of the two-level wavelet packet decomposition; (b) decomposition result of two-level wavelet packet for hand vein

为了反映手背静脉血管的局部纹理特征，将每幅细节图像均分为 $t\times t$ 个不相交的子图像，计算每个子图像的方差，最后用这些子图像的方差作为手背静脉图像的特征向量。子图像方差为

$$V_{(a)}^{b}=\sqrt{\frac{\sum_{N}[|F_a^b(i,j)|-M]^2}{N}}, \quad a=1,2,\cdots,20,\ b=1,2,\cdots,t^2 \tag{2}$$

式中 $F_a^b(i,j)$ 为第 a 个细节图像的第 b 个子图像，M 为该子图像的均值，N 为子图像的像素个数。则手背静脉的特征向量为

$$\boldsymbol{V}=[V_{(1)}^{1},V_{(1)}^{2},\cdots,V_{(1)}^{t^2},\cdots,V_{(20)}^{1},V_{(20)}^{2},\cdots,V_{(20)}^{t^2}], \tag{3}$$

3.3　手背静脉的特征匹配

提取手背静脉特征后的关键问题就是设计优良的分类器，将输入模式划分到正确的类别中。将 k

近邻分类器和支持向量机分类器相结合，实现了一种高效的分类器。

k 近邻分类的基本规则是在所有 N 个样本中找到与测试样本 X 的 k 个近邻，设 $k_1,k_2,\cdots,k_c$ 分别是 k 个近邻中属于 $\bar{\omega}_1,\bar{\omega}_2,\cdots,\bar{\omega}_c$ 类的样本数，若 $k_j(X)=\max\{k_i(X)\}(i=1,2,\cdots,c)$，则 $X\in\bar{\omega}_j$。SVM 是在统计学习理论基础上发展起来的结构风险最小化理论[13~15]。由于 SVM 算法是一个凸优化问题，因此局部最优解一定是全局最优解。其基本思想是通过在原空间或经投影后的高维空间中构造最优分类面，将给定的属于两个类别的训练样本分开，构造超平面的依据是两类样本离超平面的距离最大化。给定一组训练数据

$$S=[(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_l,y_l)],$$
$$x_i\in \mathrm{R}^n, y_i\in\{-1,1\},$$

超平面定义为

$$f(x)=\omega\varphi(x)+b, \tag{4}$$

式中 φ 是原始数据空间到高维特征空间的映射，b 为偏差。则 SVM 的决策函数为

$$f(x)=\mathrm{sgn}\left[\sum\alpha^* y_i K(x_i x)+b^*\right], \tag{5}$$

式中 α^*，b^* 为求解带约束条件的二次规划问题得到的系数，$K(x_i x)$ 为核函数。

当训练样本集合在特征空间中没有良好聚类时，k 近邻分类器的性能较差，体现在当 k 个近邻中存在多个 $k_j(X)$ 时，容易造成误分类。而 SVM 算法在解决小样本及高维模式识别问题中具有特有的优势，与其它的分类方法相比具有较高的分类精度。但 SVM 对大规模分类问题训练时间较长，利用 k 近邻算法将训练样本减少到 k 个，可提高算法的识别速度。因此将 k 近邻分类器和 SVM 算法结合(KNN-SVM)可以达到优势互补的作用，进一步提高算法识别效率。

KNN-SVM 算法的分类过程如下：对于任意待测样本，首先计算其与所有注册样本的欧式距离，利用 k 近邻分类器寻找与之距离最近的 k 个样本，然后将这 k 个样本作为训练样本，利用 SVM 算法实现对测试样本的最终分类。

4 实验分析

利用建立的手背静脉图像数据库对提出的算法进行了性能测试，每个手背采集了 10 幅图像，其中 4 幅作为注册样本，其余 6 幅图像作为待识别样本。在识别模式下，利用正确识别率(CRR)评价系统性能。正确识别率定义为分类正确的样本数与样本总数的比值。实验中采用 KNN-SVM 算法实现样本分类，结果显示 648 个待识别样本中仅有 6 个样本产生误判，因而 CRR 可达 99.07%，可见该手背静脉识别系统显示出了很好的识别性能。

5 结 论

实现了具有较高识别性能的手背静脉识别系统，首先设计实现了手背静脉图像采集系统，并基于该系统建立了具有较高质量的手背静脉图像数据库。在图像预处理过程中，仅对手背静脉图像进行滤波和灰度归一化等简单预处理，避免了图像二值化或骨架提取等繁琐的处理过程，然后对图像进行二级小波包分解，并利用得到的细节图像提取手背静脉的纹理特征，最后采用 KNN-SVM 分类器实现个人身份识别。利用建立的手背静脉图像数据库对本系统进行了性能测试，实验结果表明该系统具有很好的识别性能，具有很高的应用价值。

参 考 文 献

1 Kejun Wang, Yan Zhang, Zhi Yuan *et al.*. Hand vein recognition based on multi supplemental Features of multi-classifier fusion decision [C]. *The 2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2006. 1790~1795

2 Chihlung Lin, Kuochin Fan. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, **14**(2): 199~213

3 L. Wang, G. Leedham, S.-Y. Cho. Infrared imaging of hand vein patterns for biometric purposes[J]. *Computer Vision*, 2007, **1**(3-4): 113~122

4 J. M. Cross, C. L. Smith. Thermographic imaging of the subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification[C]. *Proceedings of 29th International Carnahan Conference on Security Technology*, 1995. 20~35

5 M. Shahin, A. Badawi, M. Kamel. Biometric authentication using fast correlation of near infrared hand vein patterns[J]. *International Journal of Biomedical Sciences*, 2007, **2**(3): 141~148

6 Lin Xirong, Zhuang Bo, Su Xiaosheng *et al.*. Measurement and matching of human vein pattern characteristics[J]. *J. Tsinghua University*, 2003, **43**(2): 164~167
林喜荣，庄 波，苏晓生 等. 人体手背血管图像的特征提取及匹配[J]. 清华大学学报，2003，**43**(2)：164~167

7 Zhou Bin, Lin Xirong, Jia Huibo. Application of multiresolutional filter on feature extraction of palm-dorsa vein patterns [J]. *J. Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, **1**(1): 41~45
周 斌，林喜荣，贾惠波. 多分辨率滤波在手背血管特征提取中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报，2006，**1**(1)：41~45

8 Lingyu Wang, Graham Leedham, David Siu-Yeung Cho. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**: 920~929

9 R. E. Learned, A. S. Willsky. A wavelet packet approach to transient signal classification[J]. *Applied and Computational*

Harmonic Analysis, 1995, **2**(3): 265～278

10 Hou Ying, Liu Guizhong. Three-dimensional set partitioned embedded zero block coding alogrithm for hyperspectral image compression[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(1): 67～73
侯　颖，刘贵忠. 基于三维集合分裂嵌入式零块编码算法的超光谱图像压缩[J]. 光学学报，2008，**28**(1)：67～73

11 G. G. Yen, K. C. Lin. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2002, **47**(3): 650～667

12 C. Garcia, G. Zikos, G. Tziritas. Wavelet packet analysis for face recognition[J]. *Image and Vision Computing*, 2000, **18**(4): 289～297

13 C. Cortes, V. Vapnik. Support vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, **20**(3): 273～297

14 Chen Xiaojing, Wu Di, Yu Jiajia *et al*.. A new choice method of characteristic wavelength of visible/near infrared spectroscopy [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(11): 2153～2158
陈孝敬，吴　迪，虞佳佳 等. 一种用于可见－近红外光谱特征波长选择的新方法[J]. 光学学报，2008，**28**(11)：2153～2158

15 Zeng Guoping, Zhao Ruizhen. Image denoising using least squares wavelet support vector machines[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **11**(5): 632～635